

УДК 519.688

Сизоненко Ю.І.

Дніпропетровський національний університет ім. О. Гончара

Система стиснення та захисту зображень за допомогою нейронної мережі

Стиснення зображень - застосування алгоритмів стиснення даних до зображень, що зберігаються в цифровому вигляді. В результаті стиснення зменшується розмір зображення, через що зменшується час передачі зображення по мережі і економиться простір для зберігання.

Стиснення зображень поділяють на стиснення з втратами якості і стиснення без втрат. Стиснення без втрат часто кращі для штучно побудованих зображень, таких як графіки, іконки програм, або для спеціальних випадків, наприклад, якщо зображення призначені для подальшої обробки алгоритмами розпізнавання зображень. Алгоритми стиснення з втратами при збільшенні ступеня стиснення як правило породжують добре помітні для людського ока артефакти.

У даній системі об'єднані два добре відомих алгоритми: нейронна мережа Кохонена і зірка Гроссберга. При цьому з'являються властивості, яких немає ні у одного з них окремо.

На рисунку 1 показана спрощена версія дії алгоритму стиснення за допомогою нейронної мережі.

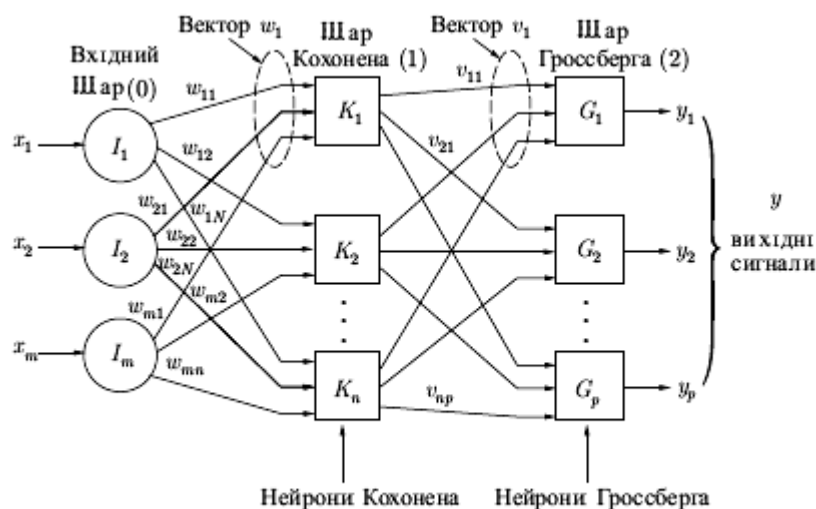


Рисунок 1 - Нейронна мережа

Нейрони шару 0 служать лише точками розгалуження і не виконують обчислень. Кожен нейрон шару 0 з'єднаний з кожним нейроном шару Кохонена окремою вагою w_{ij} . Ці ваги в цілому розглядаються як матриця ваг W . Аналогічно, кожен нейрон в шарі Кохонена з'єднаний з кожним нейроном в шарі Гроссберга вагою v_{jk} . Ці ваги утворюють матрицю ваг V .

Як і багато інших нейронних мереж, дана мережа функціонує в двох режимах: в нормальному режимі, при якому приймається вхідний вектор X і видається вихідний вектор Y , і в режимі навчання, при якому подається вхідний вектор і ваги коректуються, щоб дати необхідний вихідний вектор.



У своїй найпростішій формі шар Кохонена функціонує в дусі "переможець забирає все", тобто для даного вхідного вектора один і тільки один нейрон Кохонена видає на виході логічну одиницю, а всі інші видають нуль.

Шар Гроссберга функціонує в схожій манері. Його вихід Y є зваженою сумою виходів шару Кохонена k_1, k_2, \dots, k_n , що утворюють вектор K . Вектор з'єднуючих ваг, позначений через V , складається з ваг $v_{11}, v_{21}, \dots, v_{np}$. Тоді вихід Y кожного нейрона Гроссберга є:

$$Y_j = \sum_{i=1}^n k_i v_{ij},$$

де Y - вихід j -го нейрона Гроссберга, або, в векторній формі,

$$Y = KV,$$

де Y - вихідний вектор шару Гроссберга, K - вихідний вектор шару Кохонена, V - матриця ваг шару Гроссберга.

Якщо шар Кохонена функціонує таким чином, що лише у одного нейрона вихід дорівнює одиниці, а у решти дорівнює нулю, то всього один елемент вектора K відмінний від нуля і обчислення дуже прості. Фактично кожен нейрон шару Гроссберга лише видає величину ваги, який пов'язує цей нейрон з єдиним ненульовим нейроном Кохонена.

Мережа може бути використана для стиснення даних перед їх передачею, зменшуючи тим самим число бітів, які повинні бути передані. Припустимо, що потрібно передати деяке зображення. Воно може бути розбите на підзображення S . Кожне підзображення розбите на пікселі (найдрібніші елементи зображення). Тоді кожне підзображення є вектором, елементами якого є пікселі, з яких складається підзображення. Якщо в підзображенні є n пікселів, то для його передачі буде потрібно n біт. Якщо допустимі деякі спотворення, то для передачі типового зображення потрібно істотно менше число бітів. Це можливо через статистичний розподіл векторів підзображень. Деякі з них зустрічаються часто, тоді як інші зустрічаються так рідко, що можуть бути грубо апроксимовані.

Безліч векторів підзображень використовується в якості входу для навчання шару Кохонена за методом акредитації, коли вихід єдиного нейрона дорівнює 1. Ваги шару Гроссберга навчаються видавати бінарний код номера того нейрона Кохонена, вихід якого дорівнює 1. Наприклад, якщо вихідний сигнал нейрона 7 дорівнює 1 (а всі інші рівні 0), то шар Гроссберга навчатиметься видавати 00 ... 000111 (двійковий код числа 7). Це і буде коротшою бітовою послідовністю переданих символів.

На приймальному кінці ідентичним чином навчена мережа приймає двійковий код і реалізує зворотну функцію, апроксимуючу початкове підзображення.

Використаний алгоритм стиснення даних зображень за допомогою нейронної мережі можливо віднести до класу стиснень з втратами, що дозволяє отримати зображення значно менші за розміром від оригіналу з досить значними деформаціями. Це, в свою чергу, дозволяє значно пришвидшити передачу даних по каналам зв'язку та, при переході зловмисником, надати неможливість відновлення оригіналу без використання даного алгоритму, захищаючи їх таким чином. Також зображення стиснені за допомогою цього алгоритму зручно використовувати при стеганографії, адже важко буде визначити факт передачі скритої інформації.

Список використаних джерел

1. Д. Сэломон. Сжатие данных, изображений и звука. - М.: Техносфера, 2004. - 368 с.
2. Горбань А. Н. Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей // Сибирский журнал вычислительной математики, 1998, т. 1, № 1. - С. 12-24.